



# TECNOLOGÍA BIG DATA Y SU MISIÓN EN EL CAMPO DE LA ENFERMERÍA

*Big data technology and its mission in the nursing  
discipline*

Autora: **Esther González-Pardo Maza**

[egm995@alumnos.unican.es](mailto:egm995@alumnos.unican.es)

Directora: **María Madrazo Pérez**

Grado en Enfermería

Facultad de Enfermería, Universidad de

Cantabria

Junio 2021

**AVISO RESPONSABILIDAD UC:**

Este documento es el resultado del Trabajo Fin de Grado de un alumno, siendo su autor responsable de su contenido. Se trata por tanto de un trabajo académico que puede contener errores detectados por el tribunal y que pueden no haber sido corregidos por el autor en la presente edición. Debido a dicha orientación académica no debe hacerse un uso profesional de su contenido. Este tipo de trabajos, junto con su defensa, pueden haber obtenido una nota que oscila entre 5 y 10 puntos, por lo que la calidad y el número de errores que puedan contener difieren en gran medida entre unos trabajos y otros, La Universidad de Cantabria, el Centro, los miembros del Tribunal de Trabajos Fin de Grado, así como el profesor tutor/director no son responsables del contenido último de este Trabajo.”

## ÍNDICE

RESUMEN/PALABRAS CLAVE .....	3
ABSTRACT/KEY WORDS.....	3
INTRODUCCION.....	4
A.    Estado actual y justificación del objeto de estudio .....	4
B.    Objetivos del trabajo.....	5
C.    Estrategia bibliográfica .....	6
D.    Descripción de los capítulos.....	7
1.    BIG DATA .....	9
1.1.    Origen y concepto .....	9
1.2.    Procesos de big data.....	10
2.    BIG DATA Y EL SECTOR SANITARIO.....	13
2.1.    Digitalización.....	14
3.    BIG DATA Y ENFERMERÍA .....	17
3.1.    ¿Qué aporta el big data a la enfermería?.....	18
3.2.    Nursing informatics y la seguridad en los datos.....	20
3.3.    Aplicación de la tecnología enfermera .....	21
CONCLUSIONES .....	23
BIBLIOGRAFÍA.....	24
ANEXOS .....	31

**RESUMEN/PALABRAS CLAVE**

Big data se define como macro datos digitales recolectados de fuentes muy diversas y con sistemas analíticos más complejos que los tradicionales. Su importancia radica en el uso que se le brinda tras su análisis. Suponen una gran ventaja comercial para las empresas e industrias debido a la extensa digitalización y, por ende, a la producción masiva de datos. En el 2020, el 30% de las grandes empresas españolas, usaron Big Data, siendo sus principales fuentes de información los dispositivos móviles o las redes sociales.

La gran informatización de los procesos ha provocado que todo tipo de empresas y organizaciones hayan acumulado cantidades ingentes de datos, siendo una de ellas el sector de la salud. Gracias a la digitalización de dicho sector, el uso y aprovechamiento de la información, conocimientos y beneficios aportados por el big data ha aumentado, surgiendo nuevos recursos como los registros médicos electrónicos o la telemedicina.

La era de los macro datos desafía a la enfermería aumentando las fuentes de datos, incorporando métodos analíticos como el machine learning y aplicando informática enfermera para transformar los datos en conocimiento, sirviendo así de guía en su práctica clínica y mejorando la calidad y seguridad de los cuidados.

**Palabras clave:** Macro datos; Enfermería; Telemedicina; Informática aplicada a la enfermería; Aprendizaje automático.

**ABSTRACT/KEY WORDS**

Big data is defined as digital big data collected from many different sources and with more complex analytical systems than traditional ones. Its importance lies in the use that is made of it after analysis. They represent a major business advantage for companies and industries due to extensive digitisation and thus massive data production. In 2020, 30% of large Spanish companies used Big Data, with their main sources of information being mobile devices or social networks.

The large-scale computerisation of processes has led to all kinds of companies and organisations accumulating huge amounts of data, one of them being the healthcare sector. Thanks to the digitisation of this sector, the use and exploitation of the information, knowledge and benefits provided by big data has increased, giving rise to new resources such as electronic medical records or telemedicine.

The era of big data challenges nursing by increasing data sources, incorporating analytical methods such as machine learning and applying nursing informatics to transform data into knowledge, thus guiding clinical practice and improving the quality and safety of care.

**Key words:** Big data; Nursing; eHealth; Nursing Informatics; Machine Learning.

## **INTRODUCCION**

### **A. Estado actual y justificación del objeto de estudio**

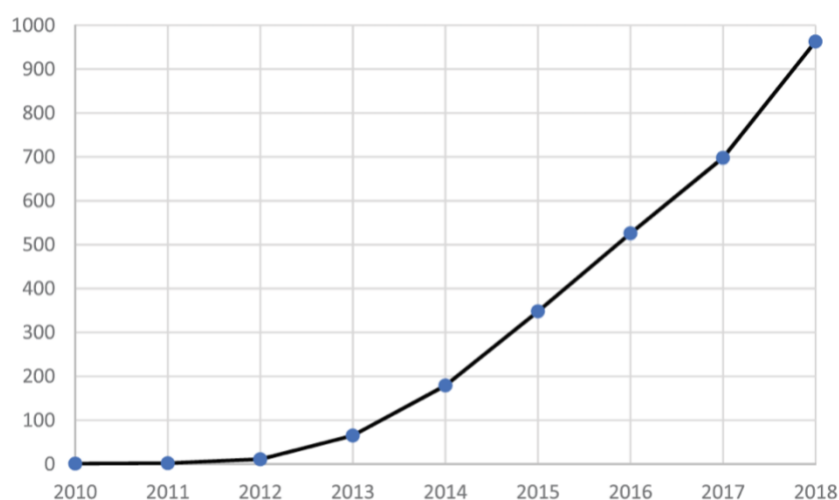
En la sociedad moderna, se recopila y acumula un gran volumen de datos que crece exponencialmente y provienen, por ejemplo, de Internet, redes sociales, registros médicos, bases de datos o datos abiertos masivos (1). Es por ello que Big data se ha convertido en un tema de especial interés durante las últimas dos décadas debido al gran potencial que se esconde detrás de él, llamando la atención del mundo científico, la industria e incluso gobiernos de todo el mundo (2,3).

La información es la clave para la organización y para favorecer nuevos desarrollos, por tanto, cuánta más información se tenga, más óptima será la organización y ofrecerá mejores resultados, siendo, por tanto, la recopilación de datos fundamental. Los datos también se pueden usar para la predicción de tendencias actuales de ciertos parámetros y eventos futuros. A medida que la sociedad es más consciente de esto, se ha comenzado a producir y almacenar más variedad de datos, introduciendo en esta dirección los desarrollos tecnológicos (2).

Los avances tecnológicos han propiciado la generación de más cantidad de datos a un nivel en el que se han convertido en inmanejables para las tecnologías actualmente disponibles. Con el fin de satisfacer las necesidades sociales presentes y futuras, se necesitan desarrollar nuevas estrategias para organizar de nuevo los datos y obtener información significativa. Una de las necesidades sociales más especiales es la asistencia sanitaria (2).

La complejidad de Big data radica en la combinación de diferentes tipos de información que son electrónicamente recopilados. En los últimos años ha habido una explosión de nuevas plataformas, herramientas y metodologías para almacenar y estructurar dichos datos así como un aumento de publicaciones sobre Big data y salud (Figura 1) (4).

**Figura 1:** Número de publicaciones sobre “Big data y salud” reportadas por año (desde 2010 hasta 2018). Las publicaciones se identifican mediante una búsqueda en MEDLINE con los siguientes términos para la búsqueda bibliográfica: (“Big Data”) Y (“Salud”)



Fuente: Benefits and challenges of Big Data in healthcare: an overview of the European initiatives (4)

Hasta la fecha se puede obtener información de registros médicos electrónicos (EHR), redes sociales, datos genómicos y farmacéuticos, ensayos clínicos, telemedicina, aplicaciones móviles, sensores e información sobre indicaciones de bienestar, comportamiento e indicadores socioeconómicos. Los profesionales sanitarios pueden, por tanto, beneficiarse de gran cantidad de datos. Informes recientes sugieren que solo el sistema de salud de EEUU almacenó alrededor de un total de 150 exabytes de datos en 2011 con la perspectiva de alcanzar el yottabyte (4,5).

Para las instituciones de la Unión Europea el Big data es un tema delicado puesto que la UE se enfrenta a varios cambios que pueden afectar a la sostenibilidad del sistema sanitario. Para el 2025, se espera que la esperanza de vida aumente aún más y esto puede significar que las personas vivan más tiempo, pero no en las condiciones más activas o saludables, suponiendo una mayor presión sobre los costes sanitarios y productividad económica de Europa (4,6).

Según lo plasmado en el estudio sobre Big data en salud pública, telemedicina y sanidad de la Comisión Europea, su uso puede contribuir a diferentes niveles (4,6):

- Aumentar el diagnóstico precoz y la eficacia y la calidad de los tratamientos a través del descubrimiento de señales tempranas, reducción de la probabilidad de reacciones adversas, etc.
- Ampliar las posibilidades de prevención de enfermedades mediante la identificación de factores de riesgo de enfermedad.
- Mejorar la farmacovigilancia y la seguridad del paciente mediante la capacidad de tomar decisiones médicas informadas.
- Predicción de resultados

La Comisión Europea ha anunciado el lanzamiento de Horizon 2020 como su próximo marco de investigación e innovación en el que invierte alrededor de 120 millones de euros en investigación y aplicaciones industriales relacionadas con big data (3,7).

Según Carlos Luis Parra Calderón todos los retos y propuestas que nacen alrededor de Big data deben tener una respuesta en el sistema nacional de salud, potenciando los efectos beneficiosos de su aplicación en España. Según el autor, España se encuentra ante una oportunidad histórica para aunar voluntades, políticas y tecnologías en una estrategia nacional. Destaca como referencia en el país y primera experiencia importante de big data sobre información de pacientes el proyecto Visc+ de Cataluña, que está comenzando su recorrido para uso científico (8).

## **B. Objetivos del trabajo**

### **Objetivo principal**

Identificar los beneficios del uso de las tecnologías de Big data, principalmente en el sector de la sanidad y más concretamente en la enfermería

### **Objetivos específicos**

- Analizar las propiedades, los procesos y los tipos de análisis de Big data.
- Desarrollar la aplicación y utilidad de la tecnología de los macro datos en los sistemas sanitarios.

- Describir la inclusión de la tecnología y los beneficios que aporta a la profesión enfermera.

### C. Estrategia bibliográfica

Para la realización de esta monografía, se ha llevado a cabo durante los meses de noviembre y diciembre de 2020 una exhaustiva búsqueda bibliográfica a cerca de Big data, su aplicación en la sanidad y más concretamente en el mundo de la enfermería, en las diferentes bases de datos que se muestran a continuación: Scopus, PubMed, Google Académico y Dialnet Plus.

Para llevar a cabo la búsqueda bibliográfica fueron utilizadas como palabras clave enmarcadas dentro del tema una serie de descriptores incluidos en la Biblioteca Virtual de Salud (Descriptores en Ciencias de la salud, DeCS) y el Tesauro de la National Library of medicine de Estados Unidos (Medical Subject Headings, MESH). Tras la localización de las palabras, se utilizaron diferentes combinaciones mediante el uso del operador booleano “AND” y la aplicación de filtros, lo que permitió acotar la búsqueda.

Tras la búsqueda bibliográfica, se realizó la lectura crítica de todos los artículos y referencias, con el fin de incluirlos o desecharlos en el trabajo. Este proceso se llevó a cabo principalmente con la lectura de los resúmenes y en caso de no ser suficiente se procedía a la lectura total del artículo. Consecuentemente se usaron aquellos artículos que se ajustaban al objeto de estudio.

Asimismo, se consultaron otras fuentes relevantes, como páginas oficiales de organismos como la OMS, la Comisión Europea, el ministerio de asuntos económicos y transformación digital o la asociación estadounidense de enfermeras.

Por último, como limitaciones encontradas para la elaboración de este trabajo fin de grado se encuentran, lo amplio que es el término big data, la búsqueda restringida a textos escritos en inglés y en menor medida en español y la imposibilidad de acceder a múltiples artículos o libros científicos de forma libre. Es importante recalcar estas limitaciones puesto que han podido suponer una pérdida de información de interés para la elaboración del trabajo.

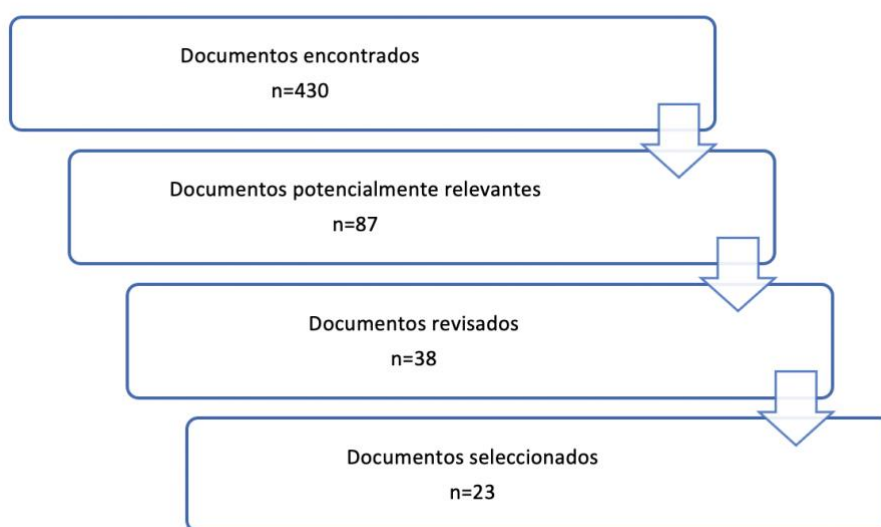
**Tabla 1.** Estrategia de búsqueda bibliográfica

BASES DE DATOS	TÉRMINOS DE LA BÚSQUEDA	IDIOMA	RESULTADOS
PubMed	“Big data” AND “nursing”	Inglés	430
PubMed	“Big data” AND “nursing informatics”	Inglés	39
PubMed	“Big data” AND “analytics”	Inglés	1477
PubMed	“Data science” AND “machine learning”	Inglés	1222
PubMed	“Data science” AND “nursing informatics”	Inglés	33
PubMed	“Nursing informatics” AND “machine learning”	Inglés	8
Scopus/Elsevier	“Big data” AND “nursing”	Inglés	264

Scopus/Elsevier	"Big data" AND "nursing informatics"	Inglés	43
Scopus/Elsevier	"Machine learning" AND "nursing"	Ingles	341
Google Académico	"Enfermería" AND "machine learning"	Español	753
Google Académico	"Big data" AND "new paradigm"	Inglés	300
Dialnet Plus	"Big data" AND "machine learning"	Inglés	146
Dialnet Plus	"Big data" AND "paradigm"	Ingles	6
Dialnet Plus	"Nursing" AND "eHealth"	Inglés	9
Dialnet Plus	"Big data" AND "enfermería"	Español	6

Fuente: elaboración propia

**Figura 2:** Diagrama de selección bibliográfica



Fuente: elaboración propia

#### **D. Descripción de los capítulos**

La monografía que se expone se divide en tres capítulos, desarrollando en cada uno un contenido distinto y específico sobre el objetivo general a estudio.

##### **CAPÍTULO 1:**

En este primer apartado se realiza una descripción del término Big data y de sus características principales, explicando las diferentes metodologías de análisis y los aspectos más importantes del proceso Big data.



## CAPÍTULO 2:

Se describe la aplicación y utilidad de la tecnología Big data en el sistema sanitario y se aborda la digitalización de la sociedad como puente fundamental entre el mundo Big data y el sanitario, describiendo cuáles son los principales beneficios que aporta.

## CAPÍTULO 3:

Finalmente, en este capítulo se desarrolla la importancia de la inclusión de la tecnología big data en la enfermería y la aplicación de metodologías de big data, así como la evolución de la informática enfermera.

## 1. BIG DATA

### 1.1. Origen y concepto

El término Big data procede del inglés y se traduce al castellano como macro datos. Muchos autores afirman que el nacimiento de este concepto se extiende a los años 2011-2013, sin embargo, Diebold, fundador de la empresa Diebold Nixdorf, afirma que Big data se originó en los años 90 en una mesa redonda de negocios de la empresa Silicon Graphics Inc. (SGI) (9).

El concepto de Big data por sí solo no tiene sentido si no que adquiere valor cuando las empresas requieren la toma de decisiones basada en la evidencia y necesitan procesos eficientes que conviertan una gran cantidad de datos en conocimientos significativos (9). Big data es un proceso complejo que es considerablemente más exigente que simplemente localizar, identificar, comprender y citar datos (10). Beyer and Douglas definen Big data como activos de información de gran volumen, alta velocidad y/o gran variedad que exigen técnicas rentables e innovadoras de procesamiento que permita una mejor compresión, toma de decisiones y automatización de procesos (11).

Su definición difiere significativamente entre diversos autores, mientras unos tratan de definir qué es, otros se centran en responder qué hace. Autores como Hsinchun Chen et al, hablan de que el “framework” que describe el Big data se basa en las tres V’s: Volumen, Variedad y Velocidad (12). Las tres V’s constituyen una definición exhaustiva y rompen con el mito de que Big data se basa solo en el tamaño de los datos (13).

- **Volumen:** es el atributo principal del Big data. Se refiere a la magnitud de los datos. Los tamaños se expresan en terabytes y petabytes pero también pueden cuantificarse a base de registros, transacciones o archivos. Intervienen numerosos factores como el tiempo o el tipo de datos. En lo relativo al tiempo, lo que en la actualidad se puede considerar como Big data, en el futuro puede no alcanzar el umbral puesto que las capacidades de almacenamiento aumentan permitiendo que se puedan capturar mayor cantidad de datos. Respecto al tipo de datos, dos conjuntos de datos del mismo tamaño pueden requerir tecnologías distintas debido a sus características (9).  
El propósito que tenga el uso del Big data puede afectar a su cuantificación. Los datos recopilados para el almacenamiento de datos generales difieren de los datos recopilados para análisis (13).
- **Variedad:** es una de las propiedades más importantes de los macro datos puesto que provienen de una gran diversidad de fuentes. Se refiere a la heterogeneidad estructural de un conjunto de datos. Actualmente, numerosas empresas se dedican a analizar datos en vez de solo almacenarlos. Gracias a los avances tecnológicos, el análisis se realiza con un nivel mucho más complejo y sofisticado y las empresas pueden utilizar varios tipos de datos: estructurados, semiestructurados y no estructurados. Los datos estructurados constituyen un 5% de todos los existentes y se refieren a datos tabulares que se encuentran en hojas de cálculo o en bases de datos. Textos, imágenes, audio o video son ejemplos de datos no estructurados y en ocasiones carecen de la organización estructural requerida para ser analizados. Por último, los datos semiestructurados no tienen un esquema concreto si no que tienen partes de datos definidas que permiten ser legibles a la hora de su análisis.  
La mezcla entre los diferentes tipos de datos es muy compleja y poderosa haciendo que la variedad, se vuelva igual de importante que el volumen y se cree una retroalimentación muy positiva entre ambos (9,13,14).

- **Velocidad:** se refiere a la velocidad a la que son generados los datos y la rapidez en la que pueden ser analizados. La aparición de los Smartphone y otros dispositivos digitales ha provocado una elevación sin precedentes de la creación de datos impulsando así la necesidad del análisis en tiempo real a través de una planificación basada en la evidencia.

Dada la creciente popularidad de los Smartphone, todo tipo de empresas van a tener que lidiar con cientos de miles de datos que requieren un análisis a tiempo real. Los sistemas tradicionales de análisis no son capaces de lidiar con tal cantidad de datos de forma instantánea y por tanto es aquí donde aparecen las tecnologías de los macro datos (9).

## 1.2. Procesos de big data

Dado que Big data no sólo es el tamaño de los datos si no también su variedad y la velocidad a la que se generan, son necesarias numerosas tecnologías y técnicas de análisis para intentar extraer información relevante. Para procesar la gran cantidad de datos y transformarlos en conocimientos significativos las empresas necesitan procesos altamente eficientes (9,15). El procedimiento general de extracción de información del big data se puede clasificar en cinco fases (Figura 3).

**Figura 3:** Procedimiento Big data



Fuente: Challenges and opportunities with big data (10).

Estas cinco fases nacen de dos procesos superiores: la gestión y el análisis de datos.

### - **Gestión de datos**

La gestión de datos consiste en combinar los procesos y las tecnologías disponibles para la adquisición y almacenamiento de datos, realizando un procesamiento previo y de este modo estén listos para el análisis. Estos pasos pueden ser: integración, muestreo, reducción de la dimensionalidad, creación y/o elección de las características, discretización (La discretización de datos es una técnica utilizada para la aplicación de muchos algoritmos de aprendizaje automático), binarización, transformación, etc (9,10,12).

El primer paso de este proceso es la adquisición de los datos. Algunas fuentes pueden generar asombrosas cantidades de datos brutos. Muchos de esos no son de interés y por tanto se deben filtrar y comprimir por grados de magnitud. Uno de los desafíos reside en definir esos filtros de forma que no se descarte información útil (10).

La globalización y la aparición de herramientas y conceptos informáticos como “marketplace” o “streaming” provocó el crecimiento de las bases de datos con todo tipo de información. La informatización de la sociedad fue el gran impulso para buscar nuevas formas de analizar

grandes cantidades de datos para, a partir de ellos, llegar a la toma de decisiones (16). Como consecuencia de la aparición de estas nuevas necesidades surgieron dos metodologías relacionadas entre sí, pero con diferentes objetivos: “data warehousing” y “data mining” (17).

- Data warehouse: es un proceso de almacenamiento de datos históricos para su posterior análisis que permite ver los movimientos a través del tiempo de las principales variables de un dominio. Es una buena fuente de datos para realizar minería (18).
- Data mining: es un método de búsqueda de datos cuyo significado en castellano es minería de datos. Consiste en un conjunto de técnicas y tecnologías que permiten explorar grandes bases de datos de manera automática o semiautomática con el objetivo de encontrar patrones repetitivos que expliquen el comportamiento de esos datos. Las tareas de minería de datos generalmente se dividen en dos grandes categorías: modelado predictivo y tareas descriptivas. Además, estas tareas pueden estar supervisadas (cuando el resultado es conocido) o no supervisadas (cuando no hay resultado conocido).

La minería de datos es cada vez aplicada más frecuentemente en acciones cotidianas como personalizar la publicidad o la detección de un fraude (12).

El segundo gran paso es generar automáticamente los correctos metadatos para describir qué datos son grabados y cómo son registrados y medidos. Frecuentemente, la información recopilada no está en un formato listo para ser analizada, por tanto, se debe realizar un proceso de extracción de datos del que se obtenga la información necesaria de las fuentes y se exprese de una forma estructurada para ser analizada. Se suele pensar que el big data va a “decir” siempre la verdad, pero la realidad es que se va a estar lidiando constantemente con datos erróneos (10).

#### - **Análisis de datos**

Por otro lado, el análisis de datos se refiere a las técnicas utilizadas para analizar y adquirir inteligencia del big data. Por ello, se puede entender al análisis del big data como un subproceso dentro del proceso general de “extracción” de información de los datos.

El análisis es mucho más complejo que localizar, identificar, entender y citar data, es donde las técnicas más avanzadas de análisis trabajan sobre el big data. Para un análisis a gran escala todo esto debe suceder de manera automatizada. Se requiere que las diferencias estructurales y semánticas de los datos se expresen de forma comprensible y factible para las máquinas (19). Por tanto, el análisis de datos es la combinación del big data y la analítica y cómo colaboran entre ambas para crear una de la inteligencia empresarial más compleja hoy en día (13).

Debido al manejo de grandes cantidades de datos, el big data está estrechamente relacionado con problemas tecnológicos puesto que son necesarios ciertos requisitos computacionales para trabajar a la velocidad que caracteriza a los macrodatos (20). Existen algunos softwares y tecnologías que facilitan el análisis de los macrodatos como es el caso de Apache Hadoop, creado por Doug Cutting y Mike Cafarella en el año 2005. Hadoop es un software de marco abierto, es decir de licencia libre, que permite la programación de aplicaciones distribuidas para el procesamiento de grandes cantidades de datos usando modelos simples de programación (10,20). Está diseñado para escalar desde simples servidores hasta miles de máquinas, ofreciendo a cada una de ellas computación local y almacenaje. Unos de sus principales componentes son el Hadoop Distributed File System (HDFS) y MapReduce, ambos desarrollados por Google antes de que Hadoop se convirtiese en un proyecto independiente:

- HDFS: permite que múltiples máquinas ubicadas remotamente cooperen sin problema hacia un objetivo de computación común.
- MapReduce: es un modelo de programación cuyo propósito es dividir de forma eficiente las operaciones en unidades lógicas.

En definitiva, Apache Hadoop ofrece una plataforma gratuita y cohesionada que abarca la integración de datos, su procesamiento, monitorización, programación de flujo de trabajo, etc. (21,22).

A continuación, se detallan una serie de técnicas analíticas para datos tanto estructurados como desestructurados que representan un conjunto relevante de herramientas para analizar el big data.

1. **Análisis de texto.** Se refiere a la extracción de información de datos relacionados con escritos o textos. Algunos ejemplos donde se puede encontrar son los blogs, emails, el contenido de redes sociales, respuestas a encuestas, foros o documentos corporativos.

El análisis de texto implica análisis estadístico, lingüística computacional y aprendizaje automático (machine learning). Este último concepto fue definido en un artículo de Samuel en 1959 como un apartado de la inteligencia artificial que usa técnicas estadísticas y algoritmos computacionales para proporcionar a los ordenadores la capacidad de “aprender”, es decir, mejorar sus resultados en una tarea específica tras procesar datos en suficiente cantidad y sin unas instrucciones explícitas externas (y por tanto potencialmente sesgadas) proporcionadas por el programador (23).

El análisis de texto permite a las empresas convertir grandes volúmenes de texto generado por personas en valores significativos que dan soporte a la toma de decisiones basada en una evidencia (24). Son numerosas las técnicas que lo envuelven. Se pueden encontrar técnicas de extracción de datos estructurados a partir de textos no estructurados, técnicas que resumen automáticamente diversos textos en un solo resumen que contiene la información clave del o de los textos originales. Otras dan respuesta a preguntas planteadas en un lenguaje natural (por ejemplo, la función Siri de Apple). Este tipo de sistemas se ha incrementado en el campo de la salud, las finanzas o la educación y consiste en una sucesión de procesos con el fin de procesar una respuesta. Y por último las técnicas de “análisis de sentimientos” que analizan textos elaborados en base a una opinión. Muchas empresas recurren a ellas puesto que obtiene datos relevantes a través de los sentimientos transmitidos por sus clientes, como por ejemplo el sistema de valoración de un producto en Amazon a través de las 5 estrellas (25).

2. **Análisis de audio.** Analiza y extrae información de datos de audio no estructurados. Una de las áreas que más utiliza este tipo de análisis de audio es la de la salud. Según Hirschberg, Hjalmarsson y Elhadad colabora en el diagnóstico y tratamiento de ciertas enfermedades que afectan a los patrones de comunicación de los pacientes (por ejemplo, depresión, esquizofrenia y cáncer) (9).
3. **Análisis de redes sociales.** Consiste en el análisis de datos estructurados y no estructurados procedentes de los diferentes tipos de redes sociales. Son una variedad de plataformas online a través de las cuales los usuarios crean y comparten contenido. Es un campo emergente desde la década de los 2000. La principal

característica de las redes sociales es su naturaleza centrada en los datos. Este tipo de investigación abarca numerosas disciplinas como la psicología, sociología, antropología, informática, matemáticas, física y economía. Las dos fuentes principales de información en redes sociales son el contenido que generan los usuarios y las relaciones e interacciones entre entidades. A raíz de esta clasificación, se distinguen dos grupos:

- **Análisis basado en el contenido:** se centra en los datos publicados por los usuarios como comentarios de clientes, opiniones sobre productos, imágenes y vídeos. Este tipo de contenido suele ser bastante desestructurado, dinámico y muy voluminoso.
- **Análisis basado en la estructura:** se ocupa de sintetizar los atributos estructurales de la red social y extraer inteligencia de las relaciones entre las entidades participantes.

Existen numerosas técnicas de extracción de información de las redes sociales como la localización de “comunidades” en una red, el análisis de la influencia a través de estos canales o la predicción de futuros enlaces o conexiones en base a una red ya existente (26).

4. **Análisis predictivo.** Abarca una gran variedad de técnicas a través de las cuales se puede predecir el “futuro” en la mayoría de las disciplinas gracias a datos históricos y actuales (9). Fundamentalmente lo que pretende es buscar patrones y relaciones entre los datos, siendo muy útil para generar nuevas teorías, mejorar las ya existentes, evaluar su importancia y desarrollar nuevos métodos. El análisis predictivo incluye modelos estadísticos y otros modelos empíricos que tienen como objetivo no solo crear predicciones derivadas de la teoría si no también predicciones empíricas y métodos para evaluar la calidad de esas predicciones en la práctica. Además, no solo tiene utilidad en la práctica, si no que como ya se ha comentado anteriormente, juega un papel importante en la creación de teorías por tanto se convierte en un aspecto muy importante de la investigación científica (27). Utiliza una gran variedad de técnicas como el modelado, el machine learning, la minería de datos para analizar datos históricos y predicciones sobre eventos futuros o desconocidos. Sin embargo, para que sea efectivo, no solo tiene que haber un buen modelo predictivo si no que la predicción debe vincularse adecuadamente con las prioridades y los eventos medibles como la rentabilidad, seguimiento de protocolos o resultados. Se cree que la analítica predictiva será la próxima evolución de la estadística y la revolución medica en todo el mundo (28).

## **2. BIG DATA Y EL SECTOR SANITARIO**

La recopilación y almacenamiento a gran velocidad de enormes cantidades de datos provoca que la ciencia de la gestión y análisis de datos avance permitiendo la transformación de ese recurso en información y conocimiento ayudando a alcanzar los objetivos propuestos. Travis B. et.al sugieren que, si se realiza un buen aprovechamiento de los datos de los pacientes y de los profesionales, se podría considerar a Big data como una premisa fundamental en la mejora de la calidad y la eficiencia de la prestación de los cuidados sanitarios (29).

Asimismo, el análisis de Big data puede ofrecer nuevas posibilidades en la elaboración de modelos predictivos, patrones de comportamiento, descubrimiento de nuevas necesidades, reducción de riesgos o proveer servicios personalizados y todo ello en tiempo real, teniendo en

cuenta la información relevante. La combinación entre big data y la era de la digitalización puede ofrecer grandes resultados tan significativos como predecir comportamientos o realizar una búsqueda en un sistema. La digitalización supone el primer gran paso para poder llevar a cabo ese análisis (30).

El término “salud digital” se basa en la unión inseparable que existe entre las tecnologías médicas más avanzadas, la comunicación digital y proveer los mejores cuidados. Se trata de un nuevo fenómeno definido como *“la transformación cultural de cómo las tecnologías disruptivas que proporcionan datos objetivos y digitales accesibles tanto para los agentes de salud como para los pacientes llevan a crear una relación médico-paciente de igual nivel, con la toma de decisiones conjunta y democratización de los cuidados”*. A medida que las innovaciones tecnológicas se convierten inseparables de la atención médica, los sistemas de salud mundiales se están volviendo financieramente insostenibles, por lo que se vuelve inminente un cambio de paradigma (31).

El autor Thomas Kuhn en su libro, *The Structure of Scientific Revolutions* (32), describe como se producen los cambios de paradigma en la ciencia. A pesar de que los fundamentos de la medicina o la enfermería son totalmente diferentes de las ciencias físicas, el principio de cómo se produce la transición sociológica es universal. Según él, la ciencia progresa gracias a una serie de cambios de paradigma que se producen cuando un nuevo paradigma contradice al anterior, crea tensiones entre ambos y gradualmente uno de ellos se convierte en el dominante. Big data ha provocado que la comunidad científica reexamine la metodología de la búsqueda científica y ha desencadenado una revolución sobre el pensamiento y los métodos científicos (33,34).

## **2.1. Digitalización**

La digitalización es un fenómeno global que consiste en la rápida integración de la tecnología digital en aspectos cada vez más diversos de la vida profesional y personal. Uno de los campos en el que se están volviendo aún más frecuentes es la atención sanitaria, suponiendo un rápido desarrollo de las tecnologías de comunicación y de información digital. Algunos elementos que se incluyen en esta tendencia son la digitalización de numerosos servicios y prácticas de atención sanitaria habilitando por ejemplo el desarrollo y la disposición de salud móvil (mHealth), tecnología de la información de salud (IT), dispositivos portátiles, telesalud y telemedicina o portales de salud y medicina personalizada. La digitalización también puede beneficiar el desempeño hospitalario mejorando la calidad de los cuidados del paciente, reduciendo costes o aumentando la rentabilidad (coste-efectividad), permitiendo la atención personalizada al paciente (35).

Los beneficios más destacados de la digitalización de la salud son (36):

- Las soluciones digitales para la salud y los cuidados pueden aumentar el bienestar de millones de ciudadanos y cambiar radicalmente la manera en la que se proporcionan los servicios de salud si el diseño tiene un propósito claro y se implementa de manera rentable.
- Puede apoyar la continuidad de los cuidados a través de las fronteras.
- Ayuda a promocionar la salud y la prevención de la enfermedad.
- Puede colaborar en la reforma de los sistemas de salud y la transición a nuevos modelos de cuidados, centrados en las necesidades de las personas y favoreciendo cambios de los sistemas centrados en los hospitales a estructuras de atención basadas e integradas en la comunidad.



- Las herramientas digitales pueden traducir los conocimientos científicos para que las personas puedan adquirir un buen estado de salud, contribuyendo así a evitar que acaben convirtiéndose en pacientes.
- Tienen el potencial de permitir un mejor uso de los datos de salud en la investigación y la innovación para respaldar una atención sanitaria personalizada, mejores intervenciones de salud y sistemas sanitario y sociales mas efectivos.

La Comisión Europea (EC) trabaja y financia investigaciones desde 1988 en un plan de acción para mejorar el acceso a la asistencia sanitaria y aumentar la calidad y eficacia de los servicios sanitarios entre los estados miembros, aumentando el acceso a las tecnologías digitales y los conocimientos para, de este modo, extraer beneficios de ellas. Este plan se conoce como eHealth y también tiene como objetivo aumentar la inclusión socioeconómica, la igualdad, la calidad de vida y el empoderamiento del paciente (35,37). La transformación de la salud y los cuidados en un Europa digital beneficiará a las personas, a los sistemas sanitarios y a la economía. Las tecnologías digitales como la comunicación móvil 4G y 5G, la inteligencia artificial o la supercomputación ofrecen nuevas oportunidades para transformar la forma en la que recibimos y brindamos servicios de salud y permite enfoques innovadores para la vida independiente y la atención sanitaria y social integrada (36).

La última actualización sobre eHealth de la Comisión Europea del 9 de marzo de 2021, afirma que está trabajando para proporcionar a sus ciudadanos acceso a servicios digitales seguros y de alta calidad en salud y cuidado. Se ha publicado un documento de trabajo sobre eHealth y la comunicación sobre la transformación digital de la salud y los cuidados. En este último se destacan tres prioridades (Anexo 1) (38):

- El acceso seguro de los ciudadanos a sus datos sanitarios, incluso a través de las fronteras, que permita a los ciudadanos acceder a sus datos sanitarios en toda la UE.
- Medicina personalizada a través de una infraestructura de datos europea compartida, que permite a los investigadores y otros profesionales agrupar recursos (datos, experiencia, procesamiento informático y capacidades de almacenamiento) en toda la UE.
- Empoderamiento de los ciudadanos con herramientas digitales para la retroalimentación de los usuarios y la atención centrada en la persona utilizando herramientas digitales para empoderar a las personas a cuidar su salud, estimular la prevención y permitir la retroalimentación y la interacción entre usuarios y proveedores de atención médica.

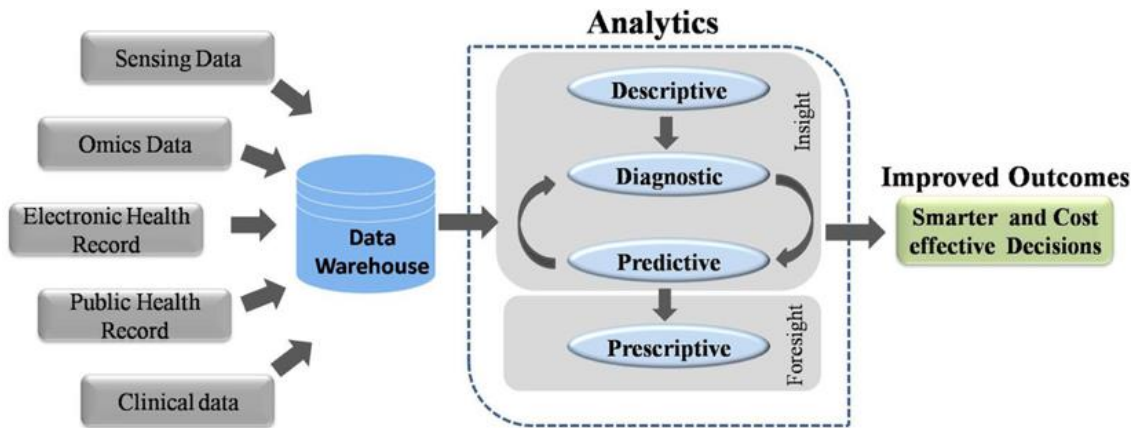
La digitalización del sistema sanitario ha cambiado la manera en la que se practica la medicina y se realiza la investigación clínica. Uno de los recursos fundamentales que genera conjuntos masivos de datos y está allanando el camino para la investigación de los macro datos y acercando el mundo de la ciencia de los datos a pie de cama del paciente es la aplicación generalizada de los EHRs (electronic health records), en español conocido como la historia clínica electrónica (39). Una encuesta de la American Hospital Association muestra que la incorporación de los EHRs se ha duplicado de 2009 a 2011 (40).

Junto con la historia clínica, existen otros registros como los PHR (personal health record) que son registros de salud personal o softwares de gestión de la práctica médica que en conjunto tienen el potencial de mejorar la calidad, la eficiencia del servicio y los costes de la atención además de reducir los errores médicos. Los datos inmersos en los cuidados de salud incluyen,



entre otros, datos del proveedor de los cuidados o pruebas o investigaciones asociadas (Figura 4)

**Figura 4:** Flujo de trabajo de los análisis de Big data: los almacenes de datos se acumulan datos generados de fuentes muy variadas. Dichos datos se procesan a través de canalizaciones analíticas para obtener opciones de atención médica más inteligente y asequible.



Fuente: Big data in healthcare: management, analysis and future prospects (2).

La adopción de los EHRs a principios del siglo XXI fue lenta sin embargo comenzó a crecer exponencialmente a partir del año 2009. La gestión y el uso de los datos de atención a la salud han dependido cada vez más de las tecnologías de la información (41,42).

La mayoría de los EHRs contienen datos cuantitativos (p.ej. valores de laboratorio), cualitativos (p.ej. datos demográficos) y datos de transacción (p.ej. registro de entrega de material). Sin embargo, gran parte de este valioso conjunto de datos es considerado como un subproducto de la prestación de servicios de salud en lugar de un activo principal para mejorar su eficiencia.

Los avances informáticos alcanzados en las técnicas de análisis de datos, especialmente en machine learning, han sido un importante catalizador para lidiar con dichas cantidades de datos. Estas técnicas contrastan con los métodos analíticos tradicionales puesto que en gran medida no son útiles para analizar datos no estructurados (documentos de texto). Una estimación sugiere que el 80% de los datos relacionados con las empresas se encuentran en formato desestructurados. Esto mismo se podría aplicar a los datos de salud, entre los cuales, una gran proporción, son basados en textos (29,43).

Existen cuatro formas en las que big data puede hacer avanzar la prestación de cuidados con la mejora de la calidad y la eficiencia (38):

1. **Big data puede ampliar la capacidad de generar nuevos conocimientos.** El coste que conlleva responder a las numerosas preguntas clínicas de forma prospectiva o retrospectiva, a partir del agrupamiento de datos estructurados, es prohibitivo. El análisis de los datos no estructurados que se pueden encontrar en los EHRs a partir de técnicas computacionales permite una adquisición de datos más precisa de forma automatizada.
2. **Big data puede ayudar a la difusión de los conocimientos.** La mayoría de los profesionales de la salud se esfuerzan por mantenerse al día con las últimas evidencias que oriente su práctica clínica. A través del análisis de los EHRs se puede crear un panel que guíe las decisiones clínicas. Este método se está utilizando en la colaboración entre

la supercomputadora Watson de IBM y el centro oncológico Memorial Sloan-Kettering para ayudar al diagnóstico y encontrar diversas propuestas de tratamiento para este tipo de pacientes.

La diferencia entre el enfoque a través de big data y las herramientas tradicionales de apoyo a la toma de decisiones se encuentra en que las alternativas propuestas se extraen del análisis de datos de los pacientes en tiempo real en lugar de utilizar patrones preelaborados ya existentes.

3. **Big data puede ayudar a traducir las iniciativas de la medicina personalizada** en la práctica clínica al dar la oportunidad de usar capacidades analíticas que integran la biología de sistemas como el genoma.
4. **Big data puede permitir la transformación de la atención médica** al brindar información directamente a los pacientes, permitiéndoles que desempeñen un papel más activo. De esta forma, ofrece la posibilidad de integrar el modelo médico tradicional con los determinantes de salud (ingresos, educación, hábitos dietéticos...) de una manera dirigida al paciente.

### 3. BIG DATA Y ENFERMERÍA

Ha llegado el momento de aprovechar las cantidades de datos generadas por los EHRs y la tecnología asociada que se encarga de mejorar el intercambio de información, brindando una excelente atención clínica al paciente, dado que son cada vez más las organizaciones sanitarias que se centran en implementar las fases de mantenimiento y la optimización de los registros médicos electrónicos (EHR).

A través de la aplicación de tecnologías emergentes como el análisis predictivo o machine learning, los profesionales enfermeros pueden agregar un enorme valor al futuro de la prestación de los cuidados de salud.

Los enfermeros/as son trabajadores del conocimiento, que realizan un trabajo muy variado y enfocado involucrando una cantidad significativa de información. En el trabajo diario, se utilizan las habilidades de enfermería especializadas para recopilar, examinar y encontrar soluciones usando fuentes de información dispares y grandes conjuntos de datos. La aplicación de la experiencia y el conocimiento enfermero unido al fructuoso manejo de datos, permite la toma de decisiones críticas en el punto de atención.

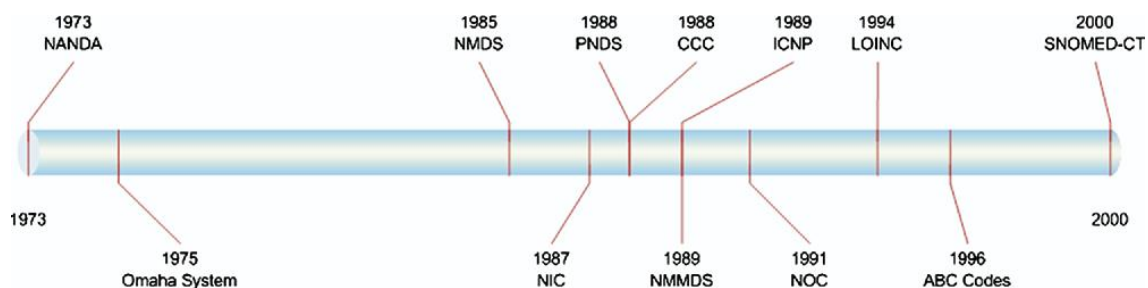
Algunos estudios demuestran que los enfermeros/as dedican más del 50% de su tiempo en registrar y organizar información asimilada. Al utilizar datos de los pacientes adecuadamente, los profesionales enfermeros ganan información y aplican conocimientos a su práctica clínica (44,45).

La enfermería tiene una larga trayectoria en el desarrollo de tecnologías estandarizadas para procesar y gestionar la información sanitaria. Debido al creciente uso de EHRs ha aumentado la importancia de los estándares, más concretamente los estándares cuyo contenido sea terminología enfermera. Están por todas partes y son formas acordadas para registrar e intercambiar datos dentro y a través de los sistemas de información. Los estándares en salud son esenciales para representar, comunicar, intercambiar, gestionar y almacenar datos, información y conocimiento que sostenga la práctica enfermera y son un mecanismo para asegurar la validez de los datos. Las terminologías estandarizadas son estándares de contenido, que incluyen los términos que representan un foco de preocupaciones de salud (diagnósticos), intervenciones y resultados con el alcance de la práctica enfermera. Según Suzanne Bakken, son

tres los estándares más importantes para la enfermería, el contenido, la mensajería y la confidencialidad y seguridad (46).

Las terminologías estandarizadas han estado en uso desde 1850 cuando el CIE (Clasificación Internacional de Enfermedades) fue desarrollado para estandarizar las causas de mortalidad (47). Sin embargo, la evolución de la terminología enfermera estandarizada es mucho más reciente. Inicialmente el interés de la enfermería era elaborar una terminología uniforme que representara toda la práctica enfermera, pero las diferencias presentes de la práctica y el gran esfuerzo para desarrollarlo hicieron que supusiese un proceso abrumador. La táctica cambió, tratándose ahora de múltiples grupos de especialidades que desarrollan terminologías separadas con el enfoque puesto en mapear entre ellos. A principios de 1989 la American Nurses Association (ANA) desarrolló un proceso para reconocer terminologías que representan el conocimiento enfermero. Este proceso fue más tarde actualizado para que fuese coherente con los requisitos de la International Organization for Standardization (48).

**Figura 5:** Cronograma terminologías enfermeras reconocidas por ANA



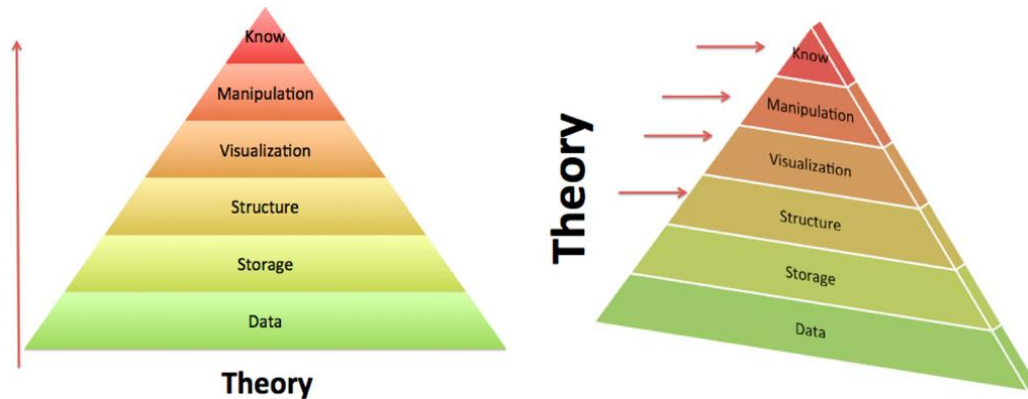
Fuente: Nursing standards to support the electronic health record (46).

### 3.1. ¿Qué aporta el big data a la enfermería?

La ciencia y la práctica de la enfermería beneficiarán las iniciativas contemporáneas de los macrodatos en los cuidados de salud. Los macrodatos surgen de manera secundaria a la investigación académica y a las observaciones cotidianas como los monitores Holter o los feeds de Twitter. Los métodos de la ciencia que están surgiendo relacionados con los datos, garantizan que estos datos se aprovecharán para mejorar la atención (49).

Los métodos de la ciencia del big data pueden generar un camino para respaldar a las/los enfermeras/os puesto que su práctica está basada en comprender la salud en la vida cotidiana y brindar intervenciones contextuales (50). Los beneficios que brinda big data a la enfermería son muy heterogéneos. En primer lugar, dado que las fuentes de datos son más accesibles, los macrodatos tienen el potencial de visibilizar los fenómenos enfermeros. Las fuentes de datos tradicionales como los informes de los pacientes, las encuestas estandarizadas o los datos reflejados en la HC (historia clínica) se pueden complementar con otras fuentes de datos para mejorar la comprensión de los síntomas y las estrategias de intervención personalizadas. En segundo lugar, existe un gran recurso de modelización y análisis puesto que, gracias a la distribución de las redes, se permite el procesamiento y el análisis de big data en cientos de nodos utilizando plataformas respaldadas por miles de desarrolladores. En tercer y último lugar, los macrodatos proporcionan nuevos caminos hacia el conocimiento, pero no controlados por la teoría, lo que significa que, en la ciencia de los datos, la teoría trabaja como una lente que se aplica de diferentes formas en el proceso de obtención, depuración, exploración, modelado e interpretación de los datos (49,51).

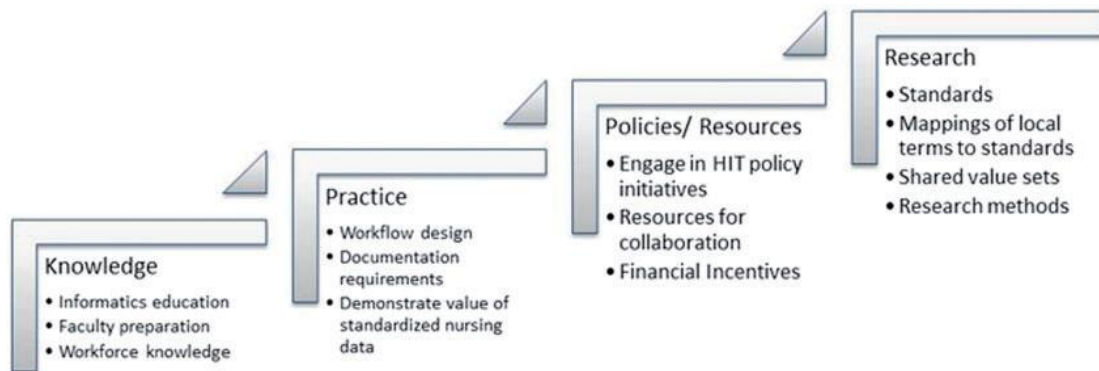
**Figura 6:** El papel de la teoría en la investigación de enfermería tradicional basada en la ciencia de datos.



Fuente: Nursing needs Big data and Big data needs nursing (49).

Por otro lado, existen una serie de retos que pueden impedir la implementación de la terminología enfermera y de las estructuras de información dentro de la HC y su posterior uso en la investigación. Se pueden clasificar en 4 dimensiones: conocimiento, práctica, políticas/recursos e investigación. (52–54)

**Figura 7:** Desafíos para lograr datos de enfermería compartibles y comparables



Fuente: A national action plan for sharable and comparable nursing data to support practice and translational research for transforming health care (52).

En primer lugar, el conocimiento necesario para desarrollar y defender datos enfermeros es enseñado de manera desigual en los programas de educación de enfermería. Como resultado, la fuerza laboral enfermera no está preparada para solicitar, requerir, usar o valorar el uso de datos enfermeros estandarizados. El incremento de la educación en este dominio será dificultoso si no se reconoce el conocimiento práctico avanzado y el uso y aplicación de terminología estandarizada informática (55).

En segundo lugar, otro de los retos es la práctica. Está surgiendo evidencia sobre el valor de los datos enfermeros (nursing data) y el potencial de los modelos estandarizados de documentación enfermera. Estos modelos, respaldan, en mayor medida, la información eficiente, completa y precisa de la práctica y en menor medida, la mejorara de la calidad de atención, el análisis y la investigación. La resistencia al cambio supone una barrera dentro de la práctica, puesto que los proveedores de los cuidados no están acostumbrados a confiar en protocolos basados en la evidencia y que usan estrategias analíticas de big data. No se comprende la relación que existe entre los datos estructurados, las estrategias analíticas aplicadas a ese tipo de datos y los beneficios que pueden generar. Por lo tanto, la demanda de recursos para incorporar y hacer

uso de los datos clínicos de enfermería que dependen de tecnologías y registros electrónicos está limitada (56,57).

En tercer lugar, el siguiente desafío se refiere a la política de salud nacional y los recursos para integrar y posteriormente hacer uso de las terminologías estandarizadas enfermeras y los sistemas de información para el análisis e investigación. Debido a que el uso significativo de los EHRs requiere estándares de datos comunes, la pluralidad de terminologías de enfermería presenta un desafío para la integración de los sistemas de salud, el intercambio de información de salud y la efectividad comparativa entre los sistemas (52).

El último reto es la investigación. Existe un importante cuerpo de investigación sobre el impacto de la enfermería en la salud y los cuidados, sin embargo, permitir esa investigación de manera coordinada, eficiente y a nivel nacional con el uso secundario de los datos de EHR se encuentra en una fase embrionaria. Aunque son muchos los individuos y organizaciones que están abordando la necesidad de integrar los nursing data estandarizados en los EHRs, su uso posterior y su potencial para transformar la atención, presenta una coordinación limitada (52).

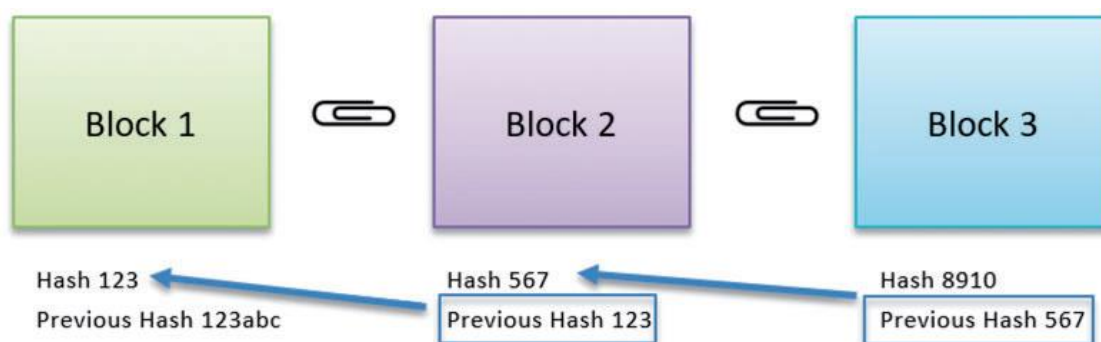
### 3.2. Nursing informatics y la seguridad en los datos

La informática enfermera (nursing informatics) es definida por la ANA como la especialidad que integra las ciencias de la enfermería, las ciencias de la computación y las ciencias de la información para administrar y comunicar datos, información y conocimiento en la práctica enfermera. (58) Hoy en día juega un papel integral en la prestación de la atención médica e influye en las características y funciones del sistema de información de los servicios de salud.

La privacidad y la seguridad son fundamentales para la solidez de los datos de salud especialmente dada la brecha existente en este tipo de datos. (59) Por tanto, esto ¿qué significa para las/los enfermeros? ¿qué aspectos se deben entender? Una tecnología clave que causa un gran trastorno en los procesos estudiados y probados es blockchain (60).

El término Blockchain se traduce al español como “cadena de bloques”. En un lenguaje sencillo es información digital (el “bloque”) almacenada en una base de datos pública (la “cadena”) que nace a partir de la innovación del Bitcoin. Se compone de bloques individuales. Cada bloque contiene información para ser almacenada y un hash, que es una clave de seguridad que identifica de manera única la información en ese bloque. Además, también cuenta con un registro del hash en el bloque anterior de la cadena (60).

**Figura 8:** Componentes del Blockchain



Fuente: Blockchain and health care (60).

El servicio sanitario sufre por tener demasiados “almacenes” de información de salud, con una falta completa de acceso a las bases de datos compartidas de pacientes (61). Según Gordon et al. se cree que el Blockchain puede liberar los datos arraigados de los almacenes permitiendo a los pacientes poseerlos de forma segura. Estos autores ofrecen una serie de usos potenciales como la prescripción de medicamentos compartida, bases de datos generadas por el paciente a partir de sensores y dispositivos individuales para compartir con los profesionales, compartir la identidad del paciente y del proveedor o la elegibilidad de seguros y procesamiento de reclamos (62,63).

La explotación de blockchain equivaldrá a la mejor gestión, interoperabilidad e intercambio de datos de su clase para mejorar la seguridad y la eficiencia de los procesos clínicos y administrativos. Al utilizar esta tecnología emergente, las enfermeras pueden proteger tanto los datos personales y como los de los pacientes, así como proporcionar conocimientos, agregando valor a la profesión de enfermería (64,65).

Se trata de una forma de tecnología de contabilidad distribuida que sirve como un grupo de bases de datos conectadas que registran todo tipo de transacciones. A diferencia de las bases de datos clásicas, con blockchain las transacciones de datos y los registros de información se comparten y están disponibles para todas las secciones, lo que crea una red más interactiva basada en datos (64–66).

Enfermería tiene datos únicos que exigen seguridad en la información. Para los/las enfermeros/as blockchain se está volviendo más beneficioso debido a las siguientes razones (65,67,68):

- **Optimización de la portabilidad y la gestión de datos del paciente:** la tecnología blockchain puede mejorar el intercambio de datos y la interoperabilidad para conectar fuentes de datos y repositorios que permitan la transferencia segura de información de salud personal entre las partes interesadas de la red blockchain. Además, los pacientes pueden permitir la transferencia de datos entre un profesional y otro.
- **Gestión de la formación y acreditación de los profesionales enfermeros.**
- **Salvaguardar los ensayos clínicos y acelerar la investigación enfermera.** En la investigación enfermera, la tecnología de registro de blockchain produce datos de mayor calidad gracias a que se reduce la duplicación de datos recopilados de múltiples fuentes. Con esto, los profesionales enfermeros pueden extraer datos de una ubicación centralizada donde existen solo una vez, aumentando la estandarización de los conjuntos de datos.

### **3.3. Aplicación de la tecnología enfermera**

Cada vez son más discutidos en la atención médica tres conceptos, la ciencia de los datos, el big data y el machine learning puesto que tienen un enorme potencial para apoyar a la enfermería y hacer que su trabajo sea más visible (5,69).

Una de las metodologías más prometedoras dentro de la ciencia de los datos es el aprendizaje automático o machine learning (ML) puesto que puede ayudar a los profesionales enfermeros a comprender los procesos y los resultados de la atención adaptando las intervenciones para ayudar a los pacientes cuya situación de salud, por ejemplo, sea compleja y variable. El concepto se define como un apartado de la inteligencia artificial (IA) que usa técnicas estadísticas y algoritmos computacionales para proporcionar a los ordenadores la capacidad de “aprender”, es decir, mejorar sus resultados en una tarea específica tras procesar datos en suficiente cantidad y sin instrucciones explícitas externas proporcionadas por el programador (70). La labor



del aprendizaje automático es realizar predicciones exactas (71). El ML ha provocado el resurgimiento de la inteligencia artificial. Se entiende por IA como rama de la informática que se ocupa de la capacidad de las máquinas en imitar el comportamiento humano inteligente (72).

El aprendizaje supervisado es la aplicación más común de ML, en el que la máquina aprende proporcionando conjuntos de datos con los resultados correctos durante el entrenamiento. Por ejemplo, un algoritmo de aprendizaje supervisado puede aprender a identificar pacientes con alto riesgo de reingreso tras haber sido entrenado con un conjunto de datos que contiene resultados de pacientes que han sido reingresados y otros que no (73).

Por otro parte, también se encuentra el aprendizaje no supervisado, la máquina aprende a través de la observación y encuentra estructuras en los datos sin que se le haya proporcionado resultados correctos durante el entrenamiento. En la práctica, tanto los algoritmos supervisados como los no supervisados pueden examinar datos complejos, incluidas imágenes, pruebas de laboratorio, notas del paciente para proporcionar nuevos conocimientos que no eran posibles con los métodos de investigación tradicionales (73).

La aplicación de los algoritmos de ML proporciona nuevas oportunidades para crear conocimientos a partir de los datos de la práctica clínica y así apoyar las decisiones y la ciencia de la enfermería (74).

Heather Brom et. al describen la aplicación de la técnica de machine learning, classification and regression tree (CART), definida como el aprendizaje basado en árboles de decisión, a los datos recogidos en los EHRs de un hospital de 300 camas de EEUU, para identificar a los pacientes de alto riesgo. Se realizó un análisis retrospectivo de 2.165 hallazgos clínicos entre agosto y octubre de 2017 usando información procedente del almacén de su sistema de salud. Se utilizó CART para identificar los perfiles de los pacientes que realizaban una readmisión a los 30 días del alta. CART es un tipo de análisis que crea un árbol o regla de clasificación que puede ayudar especialmente a los profesionales enfermeros a comprender relaciones complejas y adaptar la atención clínica a los pacientes de alto riesgo (75,76).

Dada la proximidad de los/las enfermeros/as al paciente, se encuentran en una posición privilegiada, para en este caso, identificar a los pacientes que necesitan recursos adicionales y como consecuencia adaptar los cuidados si fuese necesario. Los/las enfermeros/as pueden llegar a dejar de lado los factores de riesgo sociales debido a la presión ejercida por el tiempo, provocando la priorización de las atenciones médicas sobre las sociales (76,77). En el estudio se busca identificar a los pacientes de riesgo con pronósticos adversos en el reingreso y mejorar su atención aprovechando los datos derivados de los EHRs. La capacidad de beneficiarse de estos datos para orientar los recursos de enfermería y adaptar la atención tiene el potencial de mejorar los resultados de calidad para los pacientes (76).

Finalmente, a través de una técnica de aprendizaje automático, se identificó con éxito un perfil de pacientes incluyendo los factores médicos y los sociales gracias a los cuales se predice el reingreso a los 30 días. Gracias a este tipo de algoritmo se está mejor preparado para asignar recursos de la enfermería a una población de pacientes específica (76).

## **CONCLUSIONES**

A mi parecer, tanto la sociedad actual como la futura se va a caracterizar por la producción masiva de datos puesto que a medida que avanza la tecnología y aparecen nuevos recursos informáticos se provoca la producción de más cantidad de información. Por ello es importante que se vayan adquiriendo habilidades y conocimientos sobre el manejo de tales sumas de datos. En el mundo empresarial es fundamental estar al día en las últimas tecnologías de big data puesto que les proporciona grandes beneficios como la mejora de la toma de decisiones o la obtención de resultados de manera más inteligente. Actualmente la mayoría de la población está conectada a través de su Smartphone y sin ser consciente, crea continuamente datos como por ejemplo gustos a la hora de vestir, lugares en los que ha estado, orientación política... o también puede generar datos menos tangibles como información relacionada con sus emociones.

Si se extrapolan todos estos conceptos al mundo sanitario, se comprende que los servicios sanitarios son organizaciones que manejan cantidades ingentes de datos de todo tipo y por tanto deben saber cómo manejarlas y poder, de esa forma, sacar partido de sus beneficios. La era Big data aplicada en la sanidad ha abierto una puerta para la mejora de la prestación de los cuidados, la aplicación de nuevas técnicas, orientar la práctica en base a la información proporcionada, reducir riesgos, etc. Teniendo en cuenta que actualmente una de las bases de datos que más se utiliza en el mundo sanitario es la historia clínica, considero que es inminente la aplicación de esta tecnología. Los beneficios que aporta afectan desde el campo de la gestión de un hospital hasta la persona o paciente que esté recibiendo los cuidados. Dentro del sistema sanitario y todos los profesionales que trabajan en él, una de las profesiones que maneja más datos es la enfermería.

La práctica enfermera se caracteriza por la variedad de técnicas o modo de trabajo y actuando en todo momento en base a una serie de datos recopilados. La profesión enfermera es una de las más antiguas y a lo largo de los siglos ha ido evolucionando a la par de la sociedad. Esto quiere decir que en la actualidad la enfermería se encuentra sumergida en un mundo tecnológico y digitalizado y de igual forma que han ido apareciendo nuevos paradigmas años atrás, en estos momentos se podría hablar del origen de uno nuevo. Una de las herramientas más usada por los profesionales enfermeros es la valoración holística de la persona, que abarca infinidad de aspectos que influyen y determinan el estado de salud. Es por ello por lo que se trabaja con grandes cantidades de datos que muchas veces se pierden o no se sabe sacar partido de forma correcta. La aplicación de la tecnología Big data y todo lo que ella conlleva puede suponer un gran abanico de cambios en la enfermería.

Por último, en base a las diferentes fuentes de información referenciadas en el trabajo, considero que la tecnología big data está infinitamente más desarrollada en el mundo empresarial y que está iniciando su andadura en el campo de las ciencias de la salud. A pesar de su desarrollo en ámbitos médicos o de investigación, todavía debe adentrarse más en el mundo de la enfermería, no solo con la función de interferir en el trabajo actual sino también para servir de apoyo en la generación de nuevas técnicas o protocolos y en la investigación enfermera. En mi opinión, la inclusión de los métodos analíticos y el manejo de los datos a través de esta tecnología en la práctica enfermera puede elevar su valor y proporcionar un respaldo que avale el trabajo de estos profesionales.



**BIBLIOGRAFÍA**

1. Choi BCK. BIG DATA...small story. J Epidemiol Community Health [Internet]. 2021 [acceso 20 de mayo de 2021];75(3):309–10. Disponible en: <http://dx.doi.org/10.1136/jech-2020-215752>
2. Dash S, Shakyawar SK, Sharma M, Kaushik S. Big data in healthcare: management, analysis and future prospects. J Big Data [Internet]. 2019 [acceso 23 de mayo de 2021];6(1). Disponible en: <https://doi.org/10.1186/s40537-019-0217-0>
3. Jin X, Wah BW, Cheng X, Wang Y. Significance and Challenges of Big Data Research. Big Data Res [Internet]. 2015 [acceso 23 de mayo de 2021];2(2):59–64. Disponible en: <https://doi.org/10.1016/j.bdr.2015.01.006>
4. Pastorino R, De Vito C, Migliara G, Glocker K, Binenbaum I, Ricciardi W, et al. Benefits and challenges of Big Data in healthcare: An overview of the European initiatives. Eur J Public Health [Internet]. 2019 [acceso 23 de mayo de 2021] ;29:23–7. Disponible en: <https://doi.org/10.1093/eurpub/ckz168>
5. Raghupathi W, Raghupathi V. Big data analytics in healthcare: promise and potential. Heal Inf Sci Syst [Internet]. 2014 [acceso 23 de mayo de 2021];2(1):1–10. Disponible en: <https://doi.org/10.1186/2047-2501-2-3>
6. Habl C, Renner AT, Bobek J, Laschkolnig A. Study on Big Data in Public Health, Telemedicine and Healthcare. European Commission [Internet]. 2016 [acceso 23 de mayo de 2021]. 117 p. Disponible en: <https://doi.org/10.2875/734795>
7. European Comission [Internet] What is Horizon 2020? | Horizon 2020. [acceso 23 de mayo de 2021]. Disponible en: <https://ec.europa.eu/programmes/horizon2020/what-horizon-2020#Article>
8. Parra Calderón CL. Big data en sanidad en España: La oportunidad de una estrategia nacional. Gac Sanit. [Internet] 2016 [acceso 23 de mayo de 2021];30(1):63–5. Disponible en: <http://dx.doi.org/10.1016/j.gaceta.2015.10.005>
9. Gandomi A, Haider M. Beyond the hype: Big data concepts, methods, and analytics. Int J Inf Manage [Internet]. 2015 [acceso 19 de diciembre de 2020];35(2):137–44. Disponible en: <http://dx.doi.org/10.1016/j.ijinfomgt.2014.10.007>
10. Agrawal R, Kadadi A, Dai X, Andres F. Challenges and opportunities with big data visualization. 7th Int ACM Conf Manag Comput Collect Intell Digit Ecosyst MEDES 2015 [Internet]. 2015 [acceso 19 de diciembre de 2020];169–73. Disponible en: <https://doi.org/10.1145/2857218.2857256>
11. Definition of Big Data - IT Glossary [Internet]. Gartner; [acceso 19 de diciembre de 2020]. Disponible en: <https://www.gartner.com/en/information-technology/glossary/big-data>
12. Chen H, Chiang RHL, Storey VC. Business Intelligence and Analytics: From Big Data to Big Impact. Quarterly [Internet]. 2018 [acceso 19 de diciembre de 2020];36(4):1165–88. Disponible en: <https://doi.org/10.2307/41703503>

13. Russom P. Big data analytics. TDWI Best Practices Report [Internet]. 2011 [acceso 19 de diciembre de 2020]. Disponible en: <https://www.doi.org/10.12691/jcsa-3-6-6>
14. Martin J. Data, data everywhere. Bringing All the Data Together for Continuous School Improvement. Mech Eng [Internet]. 2015 [acceso 11 de enero de 2021];137(7):46–51. Disponible en: <https://doi.org/10.4324/9781315692081>
15. Ishwarappa, Anuradha J. A brief introduction on big data 5Vs characteristics and hadoop technology. Procedia Comput Sci [Internet]. 2015 [acceso 11 de enero de 2021];48(C):319–24. Disponible en: <https://doi.org/10.1016/j.procs.2015.04.188>
16. Han J, Kamber M, Pei J. Data mining. Concepts and techniques [Internet]. Third Edit. Vol. 53. Elsevier; 2013 [acceso 11 de enero de 2021]. 744 p. ISBN 978-0-12-381479-1.
17. Monserrat S, Chiotti O. Minería de Datos en Base de Datos de Servicios de Salud. Congr Nac Ing Informática [Internet]. 2013 [acceso 11 de enero de 2021];7. Disponible en: <http://conaiisi.unsl.edu.ar/2013/132-505-1-DR.pdf>
18. Voolstra C. Microarray Bioinformatics. Vol. 3, Briefings in Functional Genomics and Proteomics [Internet]. 2004 [acceso 28 de enero de 2021]. 299 p. Disponible en: <https://doi.org/10.1007/978-1-4939-9442-7>
19. Bellazzi R. Big data and biomedical informatics: a challenging opportunity. Yearb Med Inform [Internet]. 2014 [acceso 28 de enero de 2021];9:8–13. Disponible en: <https://doi.org/10.15265/IY-2014-0024>
20. De Mauro A, Greco M, Grimaldi M. A formal definition of Big Data based on its essential features. Library Review [Internet]. 2016 [acceso 28 de enero de 2021];65(3):122–35. Disponible en: <https://doi.org/10.1108/LR-06-2015-0061>
21. Ghemawat S, Gobioff H, Leung ST. The google file system. Oper Syst Rev [Internet]. 2003 [acceso 28 de enero de 2021];37(5):29–43. Disponible en: <https://doi.org/10.1145/1165389.945450>
22. Pouyanfar S, Yang Y, Chen S, Shyu S, Shyu M. Research in Big Data - An Overview. Informatics Eng an Int J [Internet]. 2016 [acceso 28 de enero de 2021];4(3):01–20. Disponible en: <https://doi.org/10.1145/3150226>
23. Samuel AL. Some Studies in Machine Learning Using the Game of Chechkers. IBM J Res Dev [Internet]. 1959 [acceso 28 de enero de 2021];3(3):210–29. Disponible en: <https://ieeexplore.ieee.org/stamp/stamp.jsp?tp=&arnumber=5392560>
24. Hassani H, Beneki C, Unger S, Mazinani MT, Yeganegi MR. Text mining in big data analytics. Big Data Cogn Comput [Internet]. 2020 [acceso 28 de enero de 2021];4(1):1–34. Disponible en: <https://doi.org/10.3390/bdcc4010001>
25. Hahn U, Mani I. Challenges of automatic summarization. Computer (Long Beach Calif) [Internet]. 2000 [acceso 30 de enero de 2021];33(11):29–36. Disponible en: <https://doi.org/10.1109/2.881692>

26. Aggarwal CC, editor. Social Network Data Analytics [Internet]. Springer;2013 [acceso 30 de enero de 2021]. 518 p. Disponible en: <https://doi.org/10.1007/978-1-4419-8462-3>
27. Lynham SA. Quantitative Research and Theory Building: Dubin's Method. Adv Dev Hum Resour [Internet]. 2002 [acceso 10 de febrero de 2021];4(3):242–76. Disponible en: <https://doi.org/10.1177/15222302004003003>
28. Wasden CL. The predictive potential of connected digital health. Practical Predictive Analytics and Decisioning Systems for Medicine; Informatics Accuracy Cost-Effectiveness Healthc Administration and Delivery Including Medical Research [Internet]. 2014 [acceso 10 de febrero de 2021];975–88. Disponible en: <https://doi.org/10.1016/B978-0-12-411643-6.00045-4>
29. Murdoch TB, Detsky AS. The inevitable application of big data to health care. JAMA - American Medical Association [Internet]. 2013 [acceso 10 de febrero de 2021];309(13):1351–2. Disponible en: <https://doi.org/10.1001/jama.2013.393>
30. Martínez Sesmero JM. “Big data”; application and use for the health system. Farmacia Hospitalaria [Internet]. 2015 [acceso 10 de febrero de 2021];39(2):69–70. Disponible en: <https://doi.org/10.7399/fh.2015.39.2.8835>
31. Meskó B, Drobni Z, Bényei É, Gergely B, Györfy Z. Digital health is a cultural transformation of traditional healthcare. mHealth [Internet]. 2017 [acceso 10 de febrero de 2021];3:38–38. Disponible en: <https://doi.org/10.21037/mhealth.2017.08.07>
32. Sankey H. The Structure of Scientific Revolutions. Vol. 36, Australian and New Zealand Journal of Psychiatry [Internet]. 2002 [acceso 10 de febrero de 2021]. 821–824 p. Disponible en: <https://doi.org/10.1046/j.1440-1614.2002.t01-5-01102a.x>
33. Rowley J. The wisdom hierarchy: Representations of the DIKW hierarchy. J Inf Sci [Internet]. 2007 [acceso 15 de febrero de 2021];33(2):163–80. Disponible en: <https://doi.org/10.1177/0165551506070706>
34. Huang L, Wu C, Ouyang Q. A new Paradigm for Accident Investigation and Analysis in the Era of Big Data. Wiley Online Library [Internet]. 2006 [acceso 15 de febrero de 2021];25(4):326–30. Disponible en: <https://doi.org/10.1002/prs.11898>
35. Konttila J, Siira H, Kyngäs H, Lahtinen M, Elo S, Kääriäinen M, et al. Healthcare professionals' competence in digitalisation: A systematic review. J Clin Nurs [Internet]. 2019 [acceso 15 de febrero de 2021];28(5–6):745–61. Disponible en: <https://doi.org/10.1111/jocn.14710>
36. Keifer G, Effenberger F. Commission staff working document; Accompanying the document Communication from the Commission to the European Parliament, the Council, the European Economic and Social Committee. Vol. 6, European Commission [Internet]. 2018 [acceso 6 de marzo de 2021];61 p. Disponible en: <https://digital-strategy.ec.europa.eu/en/library/staff-working-document-enabling-digital-transformation-health-and-care-digital-single-market>

37. Olsson S, Lymberis A, Whitehouse D. European Commission activities in eHealth. International Journal of Circumpolar Health [Internet]. 2004[acceso 6 de marzo de 2021];63(4):310–6. Disponible en: <https://doi.org/10.3402/ijch.v63i4.17747>
38. eHealth | Shaping Europe's digital future [Internet]. [acceso 6 de marzo de 2021]. Disponible en: <https://digital-strategy.ec.europa.eu/en/policies/ehealth>
39. Sanchez-Pinto LN, Luo Y, Churpek MM. Big Data and Data Science in Critical Care. Chest. Contemporary reviews in crital care medicine [Internet] 2018[acceso 10 de marzo de 2021];154(5):1239–48. Disponible en: <https://doi.org/10.1016/j.chest.2018.04.037>
40. Ehr B. Electronic Health Record Systems and Intent to Attest to Meaningful Use among Non - federal Acute Care Hospitals in the United States : 2008- 2011. The office of the National Coordinator for Health Information Technology [Internet]. 2012 [acceso 10 de marzo de 2021];(1):2008–11. Disponible en: <https://dx.doi.org/10.1111%2Fj.1475-6773.2012.01448.x>
41. Reisman M. EHRs: The challenge of making electronic data usable and interoperable. PyT [Internet]. 2017 [acceso 10 de marzo de 2021];42(9):572–5. Disponible en: <https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pmc/articles/PMC5565131/pdf/ptj4209572.pdf>
42. Murphy G, Hanken MA WK. Electronic health records: changing the vision. Co SWB, editor[Internet]. Philadelphia [acceso 20 de marzo de 2021]; 1999. 627 p. Disponible en: ISBN-13: 978-0721673868
43. Unstructured Data and the 80 Percent Rule – Breakthrough Analysis [Internet]. [Acceso 20 de marzo de 2021]. Disponible en: <http://breakthroughanalysis.com/2008/08/01/unstructured-data-and-the-80-percent-rule/>
44. Carrol WM. The synthesis of nursing knowledge and predictive analytics. Nursing management [Internet]. 2020 [acceso 20 de marzo de 2021];20(7):1152–3. Disponible en: <https://doi.org/10.1097/01.numa.0000553503.78274.f7>
45. Fernandez M, Brante A, Baldanzi S. Nursing informatics and the foundation of knowledge. Jones and Bartlett Learning [Internet]. 2011 [acceso 20 de marzo de 2021];1–20. Disponible en: [http://samples.ibpub.com/9781284121247/9781284122688\\_FMxx\\_Pass01\(1\).pdf](http://samples.ibpub.com/9781284121247/9781284122688_FMxx_Pass01(1).pdf)
46. Westra BL, Delaney CW, Konicek D, Keenan G. Nursing standards to support the electronic health record. Nurs Outlook [Internet]. 2008 [acceso 3 de abril de 2021];56(5). Disponible en: <https://doi.org/10.1016/j.outlook.2008.06.005>
47. World Health Organisation [Internet]. Classification of Diseases (ICD) [acceso 3 de abril de 2021]. Disponible en: <https://www.who.int/classifications/classification-of-diseases>
48. ANA [Internet]. Inclusion of Recognized Terminologies Supporting Nursing Practice within Electronic Health Records and Other Health Information Technology Solutions [acceso 3 de abril de 2021]. Disponible en: <https://www.nursingworld.org/practice-policy/nursing-excellence/official-position-statements/id/Inclusion-of-Recognized-Terminologies-Supporting-Nursing-Practice-within-Electronic-Health-Records/>

49. Brennan PF, Bakken S. Nursing Needs Big Data and Big Data Needs Nursing. J Nurs Scholarsh [Internet]. 2015[acceso 3 de abril de 2021];47(5):477–84. Disponible en: <https://doi.org/10.1111/jnu.12159>
50. Nursing 's Social Policy Statement: the essence of the profession. American Nurses Association- 3<sup>rd</sup> ed [Internet]. 2010 [acceso 3 de abril de 2021]; Disponible en: <https://cmjantha.files.wordpress.com/2017/06/ana-social-policy-statement.pdf>
51. Wager MGT and JFS. Practice-Based Knowledge Discovery for Comparative Effectiveness Research: An Organizing Framework. Can J Nurs Res [Internet]. 2011 [acceso 10 de abril de 2021];23(1):1–7. Disponible en: <https://doi.org/10.1177/084456211304500109>
52. Westra BL, Latimer GE, Matney SA, Park JJ, Sensmeier J, Simpson RL, et al. A national action plan for sharable and comparable nursing data to support practice and translational research for transforming health care. J Am Med Informatics Assoc [Internet]. 2015 [acceso 10 de abril de 2021];22(3):600–7. Disponible en: <https://doi.org/10.1093/jamia/ocu011>
53. Institute Of Medicine. The Future of Nursing: Leading Change, Advancing Health [Internet]. 2011 [acceso 25 de abril de 2021]; 1–620 p. Disponible en: <https://doi.org/10.17226/12956>
54. The National Institute of Nursing Research. Changing Practice, Changing Lives : 10 Landmark Nursing Research Studies. U.S. Department of health and human services [Internet]. 2006 [acceso 25 de abril de 2021];1–22. Disponible en: <https://permanent.fdlp.gov/gpo29659/10LandmarkNursingResearchStudies508.pdf>
55. American association of colleges of nursing. THE ESSENTIALS: Core competencies for professional nursing education. The voice of academic nursing [Internet]. 2013 [acceso 30 de abril de 2021];53(9):1689–99. Disponible en: <https://www.aacnnursing.org/Education-Resources/AACN-Essentials>
56. Carayon P, Cartmill R, Blosky MA, Brown R, Hackenberg M, Hoonakker P, et al. ICU nurses' acceptance of electronic health records. J Am Med Informatics Assoc [Internet]. 2011[acceso 30 de abril de 2021];18(6):812–9. Disponible en: <https://doi.org/10.1136/amiajnl-2010-000018>
57. McKinsey and Company [Internet]. The big-data revolution in US health care: Accelerating value and innovation [acceso 2 de mayo de 2021]. Disponible en: <https://www.mckinsey.com/industries/healthcare-systems-and-services/our-insights/the-big-data-revolution-in-us-health-care>
58. ANA Enterprise [Internet]. American Nurses Association [acceso 2 de mayo de 2021]. Disponible en: <https://www.nursingworld.org>
59. Murphy J. Nursing informatics: The intersection of nursing, computer, and information sciences. Nursing Informatics [Internet]. 2010 [acceso 9 de mayo de 2021];28(3):204–7. Disponible en: [https://www.researchgate.net/publication/45437445\\_Nursing\\_informatics\\_The\\_intersection\\_of\\_nursing\\_computer\\_and\\_information\\_sciences](https://www.researchgate.net/publication/45437445_Nursing_informatics_The_intersection_of_nursing_computer_and_information_sciences)

60. Hughes F, Morrow MJ. Blockchain and Health Care. Policy, Polit Nurs Pract [Internet]. 2019 [acceso 9 de mayo de 2021];20(1):4–7. Disponible en: <https://doi.org/10.1177/1527154419833570>
61. Skiba DJ. The Potential of Blockchain in Education and Health Care. Nurs Educ Perspect [Internet]. 2017 [acceso 12 de mayo de 2021];38(4):220–1. Disponible en: <https://doi.org/10.1097/01.nep.0000000000000190>
62. Gordon WJ, Catalini C. Blockchain Technology for Healthcare: Facilitating the Transition to Patient-Driven Interoperability. Computational and Structural Biotechnology Journal [Internet]. 2018 [acceso 12 de mayo de 2021];16:224–30. Disponible en: <https://doi.org/10.1016/j.csbj.2018.06.003>
63. Forbes [Internet]. This Is Why Blockchains Will Transform Healthcare [acceso 12 de mayo de 2021]. Disponible en: <https://www.forbes.com/sites/bernardmarr/2017/11/29/this-is-why-blockchains-will-transform-healthcare/?sh=69ac36fa1ebe>
64. Carroll WM. How blockchain can improve nursing. Nursing (Lond) [Internet]. 2020 [acceso 12 de mayo de 2021];50(8):62–3. Disponible en: <https://doi.org/10.1097/01.nurse.0000684256.65622.ec>
65. HIMSS [Internet]. A Look at Blockchain and Applicability to Nursing [acceso 12 de mayo de 2021]. Disponible en: <https://www.himss.org/resources/look-blockchain-and-applicability-nursing>
66. Gupta M. Blockchain for dummies. Vol. 53, John Wiley and Sons, Inc [Internet]. 2013 [acceso 18 de mayo de 2021]; 1689–1699 p. Disponible en: [http://gunkelweb.com/coms465/texts/ibm\\_blockchain.pdf](http://gunkelweb.com/coms465/texts/ibm_blockchain.pdf)
67. Bell L, Buchanan WJ, Cameron J, Lo O. Applications of Blockchain Within Healthcare. Blockchain Healthc Today [Internet]. 2018 [acceso 18 de mayo de 2021];1:1–7. Disponible en: <https://doi.org/10.30953/bhty.v1.8>
68. OpenLedger Insights [Internet]. 14 Major Real Use Cases of Blockchain in Healthcare [acceso 18 de mayo de 2021]. Disponible en: [https://openledger.info/insights/blockchain-healthcare-use-cases/#Improve\\_Medical\\_Record\\_Access](https://openledger.info/insights/blockchain-healthcare-use-cases/#Improve_Medical_Record_Access)
69. Feldman B, Martin EM, Skotnes T. Big Data in Healthcare - Hype and Hope. DrBonnie 360 degree [Internet]. 2012 [acceso 18 de mayo de 2021];2013(1):122–5. Disponible en: [https://www.ghdonline.org/uploads/big-data-in-healthcare\\_B\\_Kaplan\\_2012.pdf](https://www.ghdonline.org/uploads/big-data-in-healthcare_B_Kaplan_2012.pdf)
70. Lazcoz Moratinos G, de Miguel Beriain I. Big Data Analysis y Machine Learning en medicina intensiva: identificando nuevos retos ético-jurídicos. Med Intensiva [Internet]. 2020 [acceso 18 de mayo de 2021];44(5):319–20. Disponible en: <http://dx.doi.org/10.1016/j.medin.2019.11.003>
71. Breiman L. Statistical modeling: The two cultures. Stat Sci [Internet]. 2001 [acceso 18 de mayo de 2021];16(3):199–215. Disponible en: <https://doi.org/10.1214/ss/1009213726>

72. Oxford Dictionary Lexico [Internet]. Definition of ARTIFICIAL INTELLIGENCE [acceso 18 de mayo de 2021]. Disponible en: [https://www.lexico.com/definition/artificial\\_intelligence](https://www.lexico.com/definition/artificial_intelligence)
73. Kwon JY, Karim ME, Topaz M, Currie LM. Nurses “seeing Forest for the Trees” in the Age of Machine Learning: Using Nursing Knowledge to Improve Relevance and Performance. CIN - Comput Informatics Nurs [Internet]. 2019 [acceso 18 de mayo de 2021];37(4):203–12. Disponible en: <https://doi.org/10.1097/cin.0000000000000508>
74. Doupe P, Faghmous J, Basu S. Machine Learning for Health Services Researchers. Value Heal [Internet]. 2019 [acceso 18 de mayo de 2021];22(7):808–15. Disponible en: <https://doi.org/10.1016/j.jval.2019.02.012>
75. Lemon SC, Roy J, Clark MA, Friedmann PD, Rakowski W. Classification and Regression Tree Analysis in Public Health: Methodological Review and Comparison with Logistic Regression. Ann Behav Med [Internet]. 2003 [acceso 18 de mayo de 2021];26(3):172–81. Disponible en: [https://doi.org/10.1207/S15324796ABM2603\\_02](https://doi.org/10.1207/S15324796ABM2603_02)
76. Brom H, Margo Brooks Carthon J, Ikeaba U, Chittams J. Leveraging Electronic Health Records and Machine Learning to Tailor Nursing Care for Patients at High Risk for Readmissions. J Nurs Care Qual [Internet]. 2020 [acceso 18 de mayo de 2021];35(1):27–33. Disponible en: <https://doi.org/10.1097/ncq.0000000000000412>
77. Kwilas AJ. The quality of hospital work environments and missed nursing care is linked to heart failure readmissions: a cross-sectional study of US hospitals. Physiol Behav [Internet]. 2016 [acceso 18 de mayo de 2021];176(1):139–48. Disponible en: <https://doi.org/10.1136/bmjqs-2014-003346>



**ANEXOS**

